1. Introduction :

Le filtre de Kalman a été appliqué avec succès aux problèmes de navigation depuis son apparition en 1961 [2], il a l'avantage d'avoir un gain adaptatif qui est mis à jour à chaque période de balayage du Radar. Cependant, le choix du modèle de mouvement reste un problème, car en effet, le modèle de mouvement d'une cible qui se déplace à vitesse constante est différent de celui de la cible qui manœuvre. Dans cette partie nous allons appliquer le filtre de Kalman au mouvement d'une cible qui se déplace à accélération constante.

2. Outils de simulation :

C'est un « noyau dur » d'un logiciel de mathématiques spécialement étudié pour traiter des matrices. Un langage de programmation spécifique permet de réaliser des simulations numériques basées sur des algorithmes d'analyse numérique. Il peut donc être utilisé pour la résolution approchée d'équations différentielles, d'équations aux dérivées partielles ou de systèmes linéaires, etc...

On a choisi d'utiliser le langage MATLAB pour les raisons suivantes:

- L'association du calcul et de la visualisation qui permet de tester en ligne ses modifications.
- La possibilité d'incorporer directement les figures dans un traitement de texte de type Word.
- La visualisation des résultats en 2D et 3D.

Matérielles :

Pour élaborer notre travail nous avons eu besoin d'un Intel Pentium3 avec la configuration suivante :

Intel Pentium 3 +1.00 GHz
RAM 128 Mo

Système d'exploitation : Windows XP.

3. Problème posé :

Le problème posé est le suivant:

Nous avons des données réelles d'une trajectoire d'un avion qui se déplace, les positions initiales nulles et la vitesse initiale est 121.92 mètre /s.
Le mouvement d'avion ajoute une accélération lentement variable avec le bruit gaussien supposé connu. Ce mouvement affecte cette première vitesse.

Notre objectif consiste à trouver la trajectoire estimée de la cible (l'avion) à travers le filtre de Kalman étendu.

Notre simulation est basée sur le schéma-bloc représenté dans la figure 2.1.

.

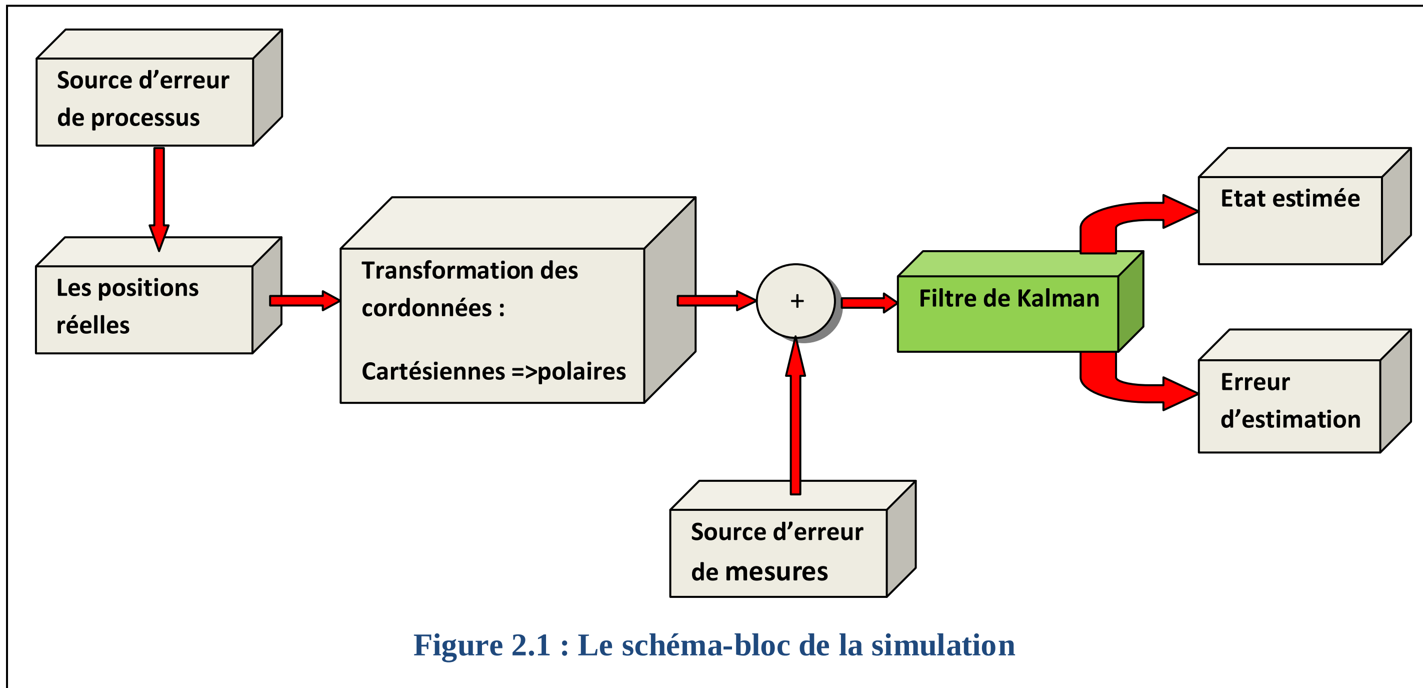


Figure 2.1 : Le schéma-bloc de la simulation

À chaque instant on connaît les bruits de mesure donc les positions mesurées :
(la position mesurée = la position réelle + le bruit de mesure) ,
à travers le filtre de Kalman on détermine les positions estimées d'où l'erreur entre la trajectoire mesuré et la trajectoire estimée
(L'erreur d'estimation = la position mesurée − la position estimée) .

3.1 Les conditions initiales :

La variance du bruit de processus et la variance de bruit d'observation doivent être initialement spécifiés. Aussi, l'état estimé et sa covariance doivent être initialisés pour démarrer le processus de récurrence du filtre. Pour l'initialisation, il est important que la matrice de covariance initiale reflète réellement l'incertitude sur l'état estimé initial.

La consistance de l'initialisation est nécessaire pour une convergence rapide.

- L'accélération commandée est une constante 9.81 mètre/sec^2
- la vitesse initiale est placée à 121.92 mètre /s
- L'accélération du bruit d'observation est 1 mètre/sec^2
- L'accélération du bruit de processus est 0.0001 mètre/sec^2

Maintenant nous initialisons $\hat{x}_0$ juste comme notre meilleure estimation initiale de la position et la vitesse, et nous initialisons P_0 comme l'incertitude dans notre estimation initiale :

$\hat{x} = [0.00031\ 0.00030\ 121.9\ 121.9]$ et $P_0 = 0$.

Alors nous exécutons les équations du filtre de Kalman une fois par étape.

4. Présentation du programme :

L'application est réalisée sous MATLAB 6.5.

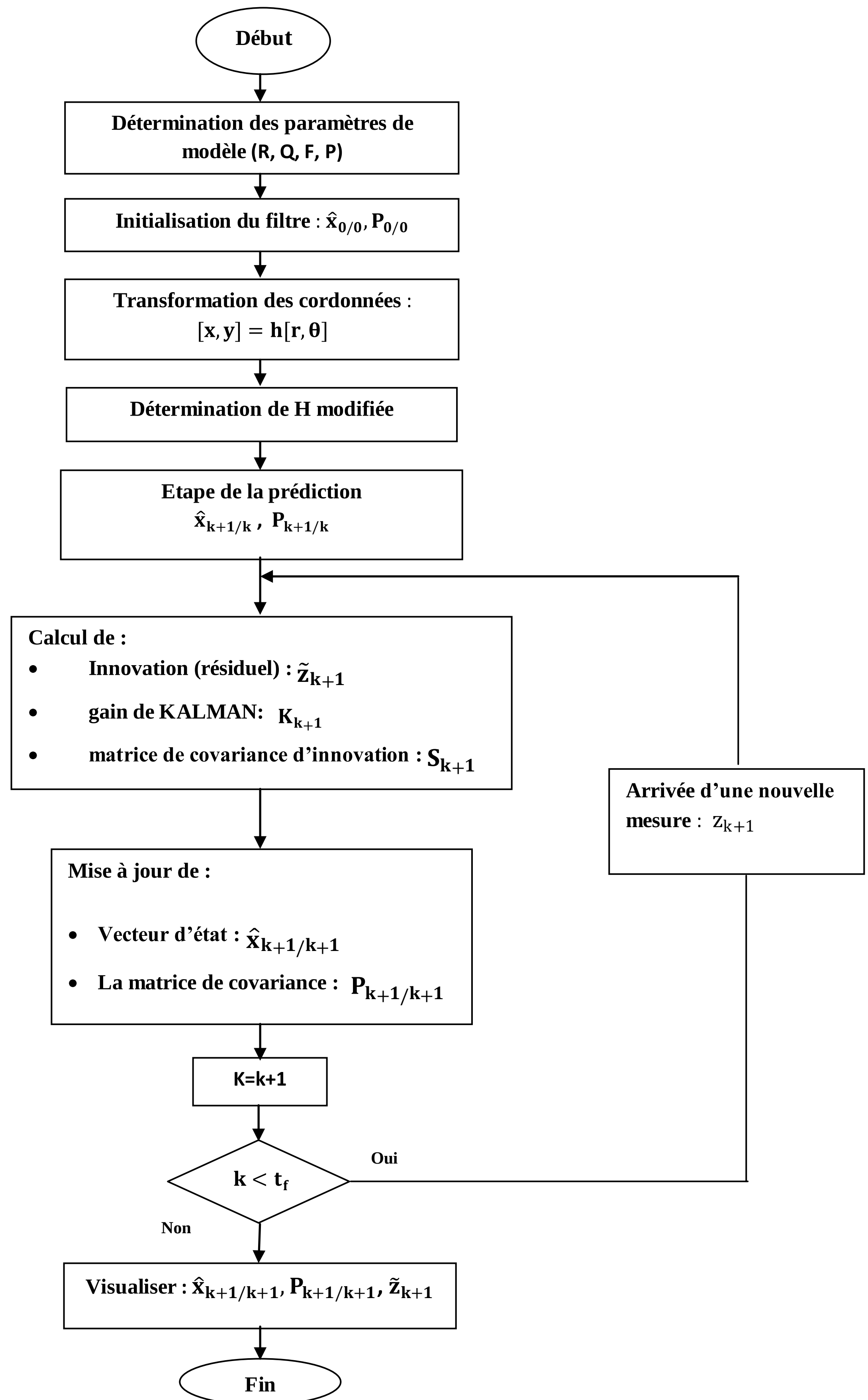


Figure 2.2 : L'organigramme d'estimation du filtre de Kalman

5. Les résultats:

Les résultats de la simulation sont montrés sur les figures suivantes :

Figure 1: Cette figure représente les deux trajectoires obtenues lors de notre simulation. Nous avons donc la trajectoire réelle et celle estimée en coordonnées cartésiennes.

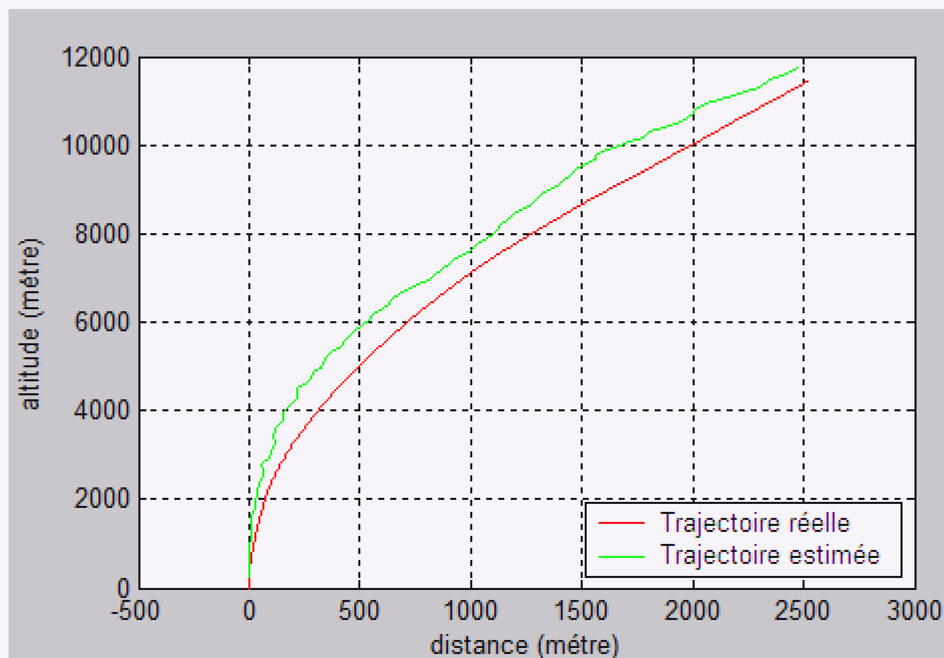


Figure 2.3 : Trajectoire réelle et la trajectoire estimée en coordonnées cartésiennes

Figure 2: Cette figure représente les deux trajectoires réelle et estimée en coordonnées polaires.

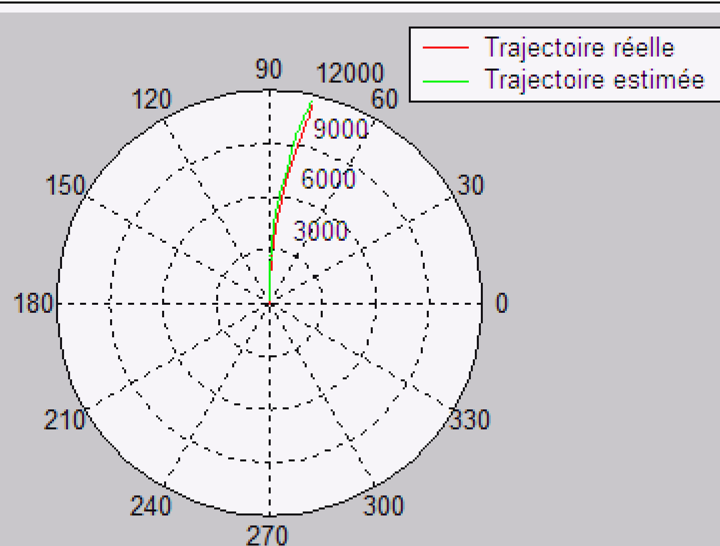


Figure 2.4 : Trajectoire réelle et la trajectoire estimée en coordonnées polaires (mètre/degré)

Figure 3 : Cette figure montre l'erreur entre la trajectoire estimée et la trajectoire mesurée.

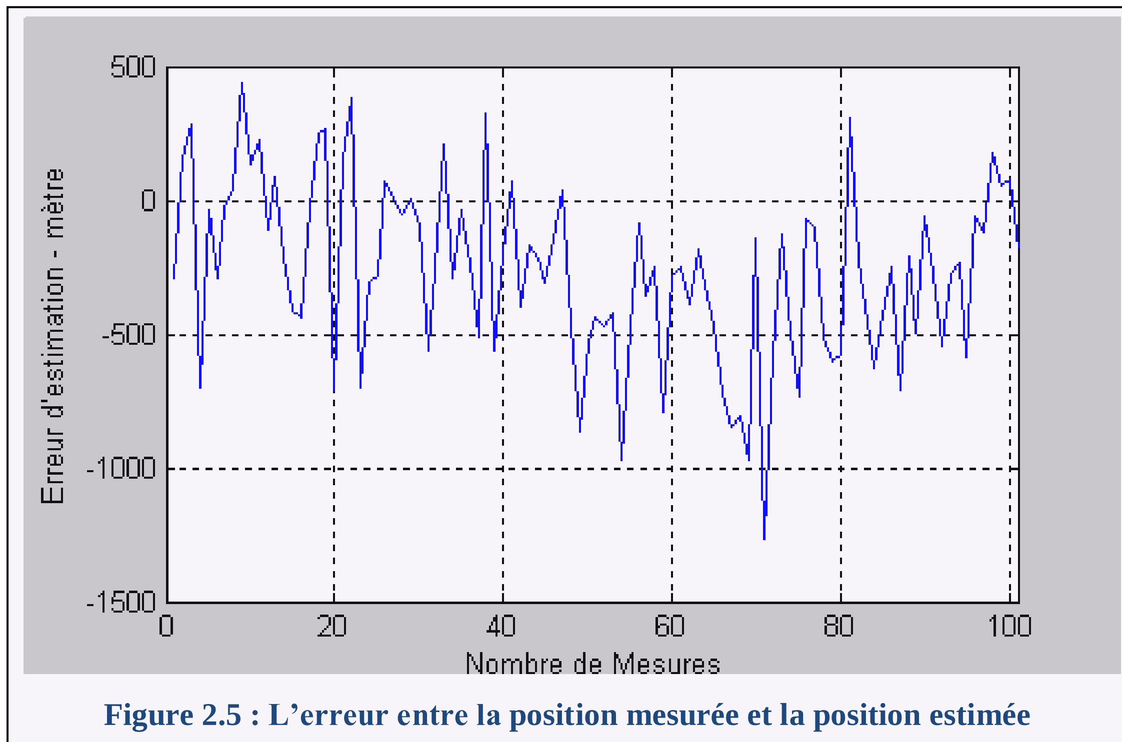


Figure 2.5 : L'erreur entre la position mesurée et la position estimée

On remarque que notre trajectoire estimé n'est pas très éloigné de la trajectoire réelle, et que l'erreur entre la position estimée et la position mesurée reste relative par rapport au déplacement de la cible.

On remarque aussi que l'erreur n'est pas stable, il varie entre -1200 mètre et 400 mètre. Ce qui est normale parce que le bruit d'observation n'est pas constant.

6. Conclusion:

Nous avons présenté dans ce chapitre les résultats d'application du filtre de Kalman dans la poursuite d'une cible Radar, et nous avons constaté que notre filtre est efficace dans ce domaine.

On peut citer aussi que le filtre de Kalman trouve des applications dans divers secteurs, incluant toutes les formes de navigation (espace, air, terre et marin), instrumentation de centrale nucléaire, modélisation démographique, fabrication, la détection de métro, radioactivité et logique floue et réseaux neuronaux.